

基于量化压缩感知的雷达视频回波信号联合检测方法

魏秀岭¹, 杜传祥¹, 巨永锋², 邹德宁¹

(1. 西安思源学院 工学院, 西安 710038; 2. 西安思源学院 学科办公室, 西安 710038)

摘要: 在公路交通环境中, 雷达视频回波信号具有数据量大、噪声干扰多以及目标动态变化快等特点, 若不及时进行稀疏表示与信号压缩, 冗余信息会掩盖目标的关键特征, 导致雷达视频回波信号联合检测性能下降; 对此, 研究基于量化压缩感知的雷达视频回波信号联合检测方法; 结合量化技术与压缩感知理论, 通过稀疏表示和量化编码压缩雷达视频回波信号, 有效分离交通目标(如车辆、行人)与背景噪声; 针对压缩处理后的信号采用联合检测算法进行重构与提取, 以实现雷达视频回波信号联合检测; 实验结果表明, 该方法信号波动幅度为 $-2\sim 1.5$ dB与实验指标一致, 且在信号频率为 $-10\sim 10$ MHz时, 信号波动幅度也与实验指标一致, 说明使用该方法检测结果精准; 在低信噪比为18 dB时, 耗时最长仅为10 s, 说明使用该方法具有高效实时处理能力; 检测准确率达到96%, 能够有效提升公路交通场景中目标检测的精度与效率。

关键词: 量化压缩感知; 联合检测; 稀疏; 量化编码; 信号重构

Joint Detection Method for Radar Video Echo Signals Based on Quantized Compressive Sensing

WEI Xiuling¹, DU Chuanxiang¹, JU Yongfeng², ZOU Dening¹

(1. School of Engineering, Xi'an Siyuan University, Xi'an 710038, China;

2. Discipline Office, Xi'an Siyuan University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In highway traffic environments, radar video echo signals have the characteristics of large amount of data, frequent noise interference, and fast dynamic changes in targets. If sparse representation and signal compression are not carried out in a timely manner, redundant information will mask the key features of the target, leading to a decrease in the joint detection performance of radar video echo signals. Therefore, a joint detection method for radar video echo signals based on quantization compressive sensing is studied. By combining quantization technology with compressive sensing theory, sparse representation and quantization encoding are used to compress radar video echo signals, effectively separating traffic targets such as vehicles and pedestrians from background noise. The compressed signal is reconstructed and extracted using a joint detection algorithm to achieve the joint detection of radar video echo signals. Experimental results show that the signal fluctuation amplitude ranges from -2.0 dB to 1.5 dB, which is consistent with the experimental indicators, and the signal fluctuation amplitude is also consistent with the experimental indicators with a signal frequency range of from -10.0 MHz to 10.0 MHz, indicating that this method has an accurate detection accuracy. and then the longest processing time is only 10.0 s with a low signal-to-noise ratio of 18.0 dB, indicating that this method has a high real-time processing efficiency. Its detection accuracy reaches up to 96% , which can effectively improve the detection accuracy and efficiency of targets in highway traffic scenes.

Keywords: quantization compressive perception; joint testing; sparse; quantitative encoding; signal reconstruction

收稿日期:2025-03-20; 修回日期:2025-05-07。

基金项目:西安思源学院校长基金项目(自然科学类重点项目)(XASYB24ZD04)。

作者简介:魏秀岭(1979-),男,硕士,副教授。

杜传祥(1979-),男,硕士,副教授。

巨永锋(1962-),男,博士,教授。

邹德宁(1964-),女,博士,教授。

引用格式:魏秀岭,杜传祥,巨永锋,等.基于量化压缩感知的雷达视频回波信号联合检测方法[J].计算机测量与控制,2025,33(10):37-45.

0 引言

雷达设备具有大范围、高时空分辨率的主动探测能力,已成为大气温湿度、气溶胶探测的重要手段。脉冲激光与大气中的分子、气溶胶颗粒等发生作用时,会形成一种背向散射的回波,被称为雷达视频回波信号。雷达利用多种探测与反演的手段,对其振幅、频率、相位等物理量进行分析,进而获取相应大气物理参数,如温度、湿度、气溶胶消光系数等^[1]。雷达视频回波是进行大尺度物理参数反演的数据基础,因此,将雷达应用到公路交通上成为不可或缺的一种电子装置。利用定向天线发射的电磁波具有特定的调制波形,在目标被检测区域内反射,由此获得目标的距离、速度和角度等相关信息^[1]。由于当前多数雷达视频回波的频带比采集板的采样频率要大得多,因此,在实际应用中不可避免地会引起回波信号畸变。同时,也受环境变化、采集设备故障、目标断续等因素的影响,回波信号难以完全获取,往往存在信息缺失等问题,严重影响了回波信号检测效果^[2]。

文献[3]提出了结合迭代阈值法的信号检测方法,通过反复迭代计算动态确定最优阈值,逐步逼近最佳信号分割点,从而联合检测雷达视频中的回波信号。该方法收敛速度慢,需要大量迭代次数才能达到稳定结果,导致计算成本高、实时性差;文献[4]提出了基于超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换的信号检测方法,利用短时傅里叶变换分析雷达视频回波信号的时频特性,通过滑动窗口截取信号片段进行频谱分析,进而联合检测雷达视频中的回波信号。该方法受固定窗长限制,时间分辨率与频率分辨率难以兼顾,可能导致对高频或突变成分的分析不准确,影响检测精度;文献[5]提出了 GNSS-R 外辐射源雷达的信号检测方法,利用导航卫星信号的稳定性作为外辐射源,通过分析卫星信号被目标反射后的干扰,确定目标位置,实现雷达视频中的回波信号联合检测。该方法依赖稳定的卫星信号,易受卫星位置、天气等因素影响,可能导致信号强度波动,影响检测稳定性和精度;文献[6]提出了 BP 神经网络优化的信号检测方法,通过训练 BP 神经网络模型,学习雷达视频回波信号的特征,实现对信号的智能识别与联合检测,提高检测精度与效率。该方法依赖大量训练数据,且训练过程复杂耗时,同时神经网络模型可能陷入局部最优解,影响检测性能。

针对上述瓶颈,本文提出了基于量化压缩感知的雷达视频回波信号联合检测方法。首先,针对文献[3]中迭代阈值法收敛速度慢、计算成本高、实时性差的问题,本文方法通过引入稀疏表示和量化编码技术,显著降低了数据量。稀疏表示利用雷达视频回波信号在特定域的稀疏性,用少量系数表示信号,而量化编码则进一

步压缩数据,减少比特成本。这种预处理方式使得后续联合检测算法需要处理的数据量大幅减少,从而降低了计算复杂度,提高了实时性。其次,针对文献[4]中短时傅里叶变换方法时间分辨率与频率分辨率难以兼顾、检测精度受影响的问题,本文方法利用稀疏表示精确解析信号中的稀疏特征。稀疏表示能够捕捉信号中的关键信息,有效区分交通目标(如车辆、行人)与背景噪声。通过构建完备字典,本文方法能够更准确地表示雷达视频回波信号,从而在重构过程中保留更多的目标特征信息,提高检测精度。再次,针对文献[5]中 GNSS-R 外辐射源雷达方法依赖稳定卫星信号的问题,本文方法直接处理雷达视频回波信号,不依赖外部信号源。从而降低了对外部信号源稳定性的依赖。最后,针对文献[6]中 BP 神经网络方法依赖大量训练数据、训练过程复杂耗时、可能陷入局部最优解的问题,本文方法采用了离线样例学习方法学习字典。这种方法通过预先训练好的字典进行稀疏分解和编码,避免了在线训练过程中对大量标注数据的依赖。同时,基于竞争学习的向量量化方法有效地解决了码字间失真问题,提高了量化编码的精度和效率。综上所述,本文提出的基于量化压缩感知的雷达视频回波信号联合检测方法,通过引入稀疏表示、量化编码、联合检测算法以及基于稀疏编码的频域感知方法等技术手段,有效解决了现有方法存在的问题,为智能交通系统的高效运行提供了坚实的技术支撑。

1 基于稀疏表示和量化编码的雷达视频回波信号压缩

公路交通环境复杂,雷达需要不断扫描并处理来自多个方向、多个目标的回波信号,同时公路交通环境中存在各种噪声源,如车辆发动机噪声、路面噪声、电磁干扰等,这些噪声会干扰雷达视频回波信号,导致信号质量下降,影响目标检测精度^[7]。因此在雷达视频回波信号联合检测前进行压缩,旨在减少数据量,提升处理速度和效率。稀疏表示利用信号在特定域的稀疏性,用少量系数表示信号,简化系统并降低存储传输成本^[8]。

针对公路交通雷达回波信号的特性,设计了专门的稀疏表示方法。且对量化编码过程进行了优化,以提高压缩效率和保持信号关键信息采用 Lloyd-Max 算法设计最优量化器,生成有效的码字。该算法通过迭代优化码字和区域划分,能够最小化量化失真,提高量化精度。在码字搜索过程中,结合了全搜索算法和索引阈值筛选策略。并深入探讨了量化精度与数据压缩率之间的矛盾关系,并提出了平衡策略。本文将稀疏表示和量化编码有机地结合在一起,形成了完整的雷达视频回波信号压缩流程。从信号的稀疏表示、量化编码,到码字的生

成、搜索和更新, 每个环节都进行了详细的阐述和优化, 确保了整个压缩流程的高效性和有效性^[9]。

利用稀疏表示方法, 将待压缩信号的信号块在某组基下展开, 得到其稀疏表示系数, 该表示中的信号比方块处理信号小得多, 那么只需对获取信号的相关数据进行处理, 以实现信号压缩。雷达视频回波信号的稀疏表示原理如图 1 所示。

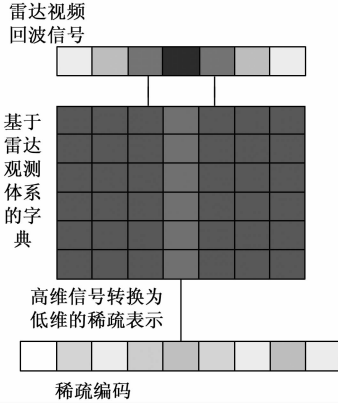


图 1 稀疏表示原理示意图

采用离线样例学习方法, 将字典分别存储于编、译双方。其中, 字典原子需充分反映公路交通雷达回波信号的稀疏特性, 具体依据包括: 目标稀疏性: 交通目标(如车辆、行人)在雷达回波中通常表现为稀疏散射点。时频特性: 公路交通场景中, 目标运动导致回波信号具有多普勒频移。则字典原子构造需满足 RIP 条件:

$$(1 - \delta_s) \|\alpha\|_2^2 \leq \|D\alpha\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \|\alpha\|_2^2$$

其中: δ_s 为限制等容常数, s 为稀疏度, α 为稀疏系数, D 为字典矩阵。在编码方面采用离线学习的字典表示对被压缩信号进行稀疏分解, 获得可用于编码系数, 并通过通道将其传送至解码端^[10]。在解码过程中, 先解码数据流得到对应的系数, 再依据字典恢复原信号。该字典以稀疏表示理论为基础, 按照一定分类来划分雷达观测体系字典^[11]。在稀疏表示基础上, 利用相应字典类对相应的信号进行稀疏表示。这种方法不仅可以充分利用字典信息表示能力, 而且可以实现信号稀疏性和并行化。

雷达观测体系字典的稀疏表示, 可用如下模型表达:

$$\begin{cases} a = \sum_{i=1}^n a_i \\ \text{s. t. } \|a_i - Q_i \gamma_i\|_2^2 \leq e_i^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, a_i 为雷达视频的第 i 个回波信号, $i = 1, 2, \dots, n$; Q_i 为量化编码; γ_i 为回波信号在相应类别量化编码下的系数; e_i^2 为每个信号系数表示的误差^[12]。将信号稀疏表达之后, 对其量化处理, 以减小特征量化带来的误差。针对被编码向量, 计算其与每个码字金字塔的代码书, 以降低存储空间。

在量化编码过程中, 码字的生成是关键步骤之一。为了生成有效的码字, 采用 Lloyd-Max 算法设计最优量化器。随机选择或根据先验知识选择初始码书 $B^{(0)} = \{b_1^{(0)}, b_2^{(0)}, \dots, b_N^{(0)}\}$, 其中 N 是码书大小。根据当前码书 $B^{(k)}$, 将输入信号空间划分为 N 个区域 $R_1^{(k)}, R_2^{(k)}, \dots, R_N^{(k)}$ 。每个区域 $R_i^{(k)} = \{a \mid d[a, b_i^{(k)}] \leq d[a, b_j^{(k)}], \forall j \neq i\}$ 。其中 $d[a, b_i^{(k)}]$ 为编码矢量和码字之间的距离。计算每个区域 $R_i^{(k)}$ 的质心, 作为新的码字。Lloyd-Max 算法通过迭代优化码字和区域划分, 以最小量化失真。算法的目标是找到一组码字, 使得输入信号到最近码字的平均距离最小。以此构建一个按照升序排列自然数的表格, 使得表格中的元素成为代码书中对应的码字索引^[13]。由于现实中所用代码就是表中的码字, 而表中的码字起到指引作用, 所以将范数与被编码向量最接近的码字作为最初匹配码字, 计算被编码向量与码字的距离, 公式为:

$$d_m(a, b_i) = \|a_m\|^2 + \|b_m\|^2 - \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^m a_m(x, y) b_m(x, y) \quad (2)$$

式中, $\|a_m\|$ 、 $\|b_m\|$ 分别为第 m 个编码层的被编码矢量和码字范数^[14]; $a_m(x, y)$ 、 $b_m(x, y)$ 分别为第 m 个编码层 a_m 、 b_m 在 (x, y) 上的两个像素^[15]。设索引阈值为 λ , 被编码矢量与码字距离最小值为 $\min d_m(a, b_i)$, 如果 $d_m(a, b_i) \geq \min d_m(a, b_i)$, 那么 $\|b_i\| \geq \|a\|$, 则剔除表中所有大于等于 λ 的索引, 否则剔除表中所有小于 λ 的索引^[16]。在量化编码过程中, 为了找到与被编码向量最匹配的码字, 需要采用搜索算法。全搜索算法计算被编码向量与所有码字的距离, 并选择距离最小的码字作为最匹配码字。设被编码向量为 $\mathbf{v}$, 码书为 B , 则被编码向量与码字 b_i 的距离为 $d(\mathbf{v}, b_i)$ 。选择距离最小的码字作为最匹配码字, $\arg\min_i d(\mathbf{v}, b_i)$ 。重复这一过程直到表中不存在可删除的冗余项。对应于最后索引的码字就是最匹配码字, 取出输入的矢量, 重复上述过程, 待确定所有输入矢量匹配码字后, 量化编码结束。基于此, 提出了一种基于竞争学习的向量量化方法, 该方法可以有效地解决向量量化学习中码字间失真的问题。根据每个重复码字的更新大小, 对所有码字进行更新, 并对训练矢量与编码手册中各码字之间的失真程度进行计算, 选择具有最小失真程度的编码字为神经元, 对整个拓扑结构内的码字权重进行校正, 并更新所有码字, 由此对回波信号进行脉冲压缩, 字典更新频率选用动态字典, 动态目标字典的时频约束为 $\Delta f_i \in \left[-\frac{v_{\max} f_c}{c}, \frac{v_{\max} f_c}{c}\right]$ 。则输出的信号可以表示为:

$$a_{\text{out}}(t) = \sum_{z=1}^Z \eta_z |S| B \sin v \left\{ \eta_z S \left[t - 2 \frac{d_m(a, b_i)}{v} \right] \right\} + \mu(t) \quad (3)$$

式中, Z 为公路交通环境中散射点个数, $z = 1, 2, \dots$, $Z^{[17]}$; η_z 为散射点后向散射系数; S 为信号调频率^[18]; B 为脉冲宽度; v 为光速; $\mu(t)$ 为 t 时刻下的噪声, 以此实现对雷达视频回波信号的压缩。量化精度与数据压缩率是一对矛盾, 需要找到一个平衡点。量化精度越高, 数据压缩率越低, 反之亦然。设量化步长为 Δ , 码书大小为 N , 输入信号动态范围为 $[V_{\min}, V_{\max}]$, 则量化精度(信噪比)和数据压缩率可以近似表示为:

$$\text{SNR} \approx 6.02 \log_2 \frac{V_{\max} - V_{\min}}{\Delta} + 1.76 \text{dB}$$

$$\text{CR} = \frac{\log_2 M}{\log_2 N}$$

其中: M 为原始信号的可能取值数量。为了平衡量化精度与数据压缩率, 设定一个目标函数, $J = \xi \text{SNR} - \zeta \text{CR}$, 其中, ξ, ζ 为权重系数, 用于调整量化精度和数据压缩率的相对重要性。通过采用稀疏表示方法, 利用信号在特定域的稀疏性, 结合量化编码进一步优化数据表示, 减少比特成本。通过离线学习的字典进行稀疏分解和编码, 有效解决了公路交通环境复杂且噪声多而影响雷达视频回波信号质量低的问题, 有效提高了处理效率和速度。

2 基于信号压缩感知的雷达视频回波信号联合检测

针对上述经过稀疏表示与压缩后的雷达视频回波信号, 利用先进的联合检测算法进行重构与目标提取, 可以显著提升目标检测的效果。该算法通过精确解析信号中的稀疏特征, 能够有效地区分交通目标(如快速移动的车辆、缓慢行走的行人等)与复杂多变的背景噪声。这种精细化的信号处理技术, 不仅显著增强了目标识别的准确性, 还极大地提升了检测过程的鲁棒性, 即使在噪声干扰强烈或目标特征模糊的情况下, 也能稳定地实现目标的可靠分离与精确提取, 为智能交通系统的高效运行提供了坚实的技术支撑。

针对雷达视频回波信号的特点, 构建了更贴合实际应用的约束优化问题。充分考虑接收信号中存在噪声分量, 将信号重构表示为如下约束优化问题:

$$\begin{cases} \min \|a_{\text{out}}(t)\| \\ \text{s. t. } \|\xi - \varphi a_{\text{out}}(t)\|_2^2 \leq \epsilon \end{cases} \quad (4)$$

式中, ξ 为雷达视频回波; ψ 为回波信号的正交基^[19]; ϵ 为噪声电平; φ 为回波信号观测矩阵。模型中引入了雷达视频回波的正交基 ψ 和观测矩阵 φ 。这些矩阵并非随意选择, 而是根据雷达视频回波信号的稀疏特性进行设计, 从而提升信号重构的精度。观测矩阵的特点是其内部原子与信号之间的线性关系, 使其既独立又不确定。当观测矩阵满足限制等距原理时, 它对大部分稀疏信号都是线性独立的。在信号采集过程中, 观测矩阵所获取

的观测数据非常小, 仅需很少的观测数据即可实现对信号的高精度重构。

将约束凸优化问题转化为无约束凸优化问题, 求解公式(4)问题:

$$f = \min_a \frac{1}{2} \|\xi - \varphi a_{\text{out}}(t)\| + \vartheta \|a_{\text{out}}(t)\| \quad (5)$$

式中, ϑ 为正则化参数, 用来平衡信号重构精度^[20]。以迭代方式求解式(5)的约束优化问题, 具体迭代阈值的稀疏重构流程如下所示: 初始化压缩信号为 0, 迭代次数为 1, 计算压缩信号与当前参与误差相关度, 并由迭代估计值求取本次估计值, 公式为:

$$a'_{\text{out},k} = (a'_{\text{out},k-1} + \varphi \psi u, 1)^T \quad (6)$$

式中, T 为共轭转置; u 为残余误差, 其计算公式为:

$$u = \xi - \varphi \psi a'_{\text{out},k} \quad (7)$$

如果残余误差 u 小于设定的阈值 u' , 或达到最大迭代次数, 则可直接输出本次估计值 $a'_{\text{out},k}$ 作为重构信号, 否则需重新计算压缩信号与当前参与误差相关度, 继续迭代。在每个迭代过程中, 选取最符合残差的观测矩阵, 并将其添加到分支集合中, 再以观测值与前一次迭代重建结果之差为新残差, 反复进行多次迭代, 最终达到最优解。

传统的方案是先在发射端发射一个宽时段的宽带信号, 之后在接收端经过匹配滤波后再将其调制。在匹配过程中根据 LFM 脉冲带宽, 将其分割为若干个区段, 并对每一条回波进行匹配。若其中一条回波中包含了较完备的回波, 则为最优匹配, 从而得到峰值。按照匹配滤波原则, 该波峰发生的时间即为目标反射回波终止的时间, 从而可以确定回波信号重复期间的目标反射回波位置。当一组回波中只含有部分目标回波时, 只进行了一次不完整的匹配, 造成了当前滤波和后续滤波后都有一次信号峰的出现。然而, 这两个信号峰都比理想匹配条件下的峰要小, 因此, 峰的振幅应该和信号的相关程度和匹配滤波器的相关程度成正比。从不匹配状态中的信号峰位置, 也可以从回声信号重复期间的目标反射回波位置来确定信号峰。因此, 如果可以将该峰值判断为匹配滤波发生的信号尖峰, 那么在回声信号中的目标反射回声就可以被检测出来。

回波信号全部匹配滤波如图 2 所示。

在公路交通环境中, 由于雷达视频仅有一条主要的接收信道, 因此需要有效地消除直达波和多途干扰, 使其能够准确地识别出每一种干扰信号的特性和信息。为此, 有必要在不影响雷达视频回波检测的前提下, 从接收信道中分离出直达波和其他干扰信号, 并对其压制。直达波能量为 LOS 径信号, 其能量为接收机所接收到最大能量, 而回波在被目标反射后, 其能量要比直达波小得多。因此, 在雷达系统中直达波和多途效应都会对

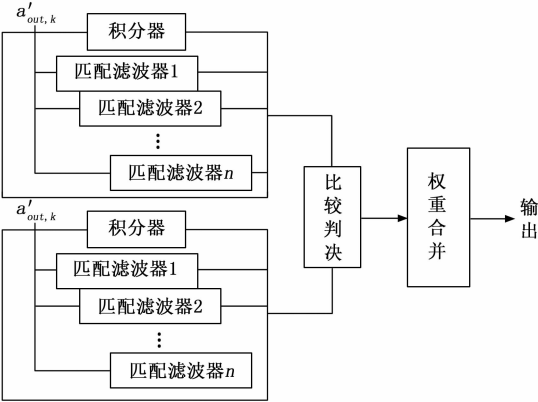


图 2 回波信号全部匹配滤波示意图

雷达视频回波产生一定干扰。此外，由于目标回波的能量远小于噪声的能量，使得回波被淹没在噪声中难以检测。因此，通过在特定时间点上的正交频分多路码元进行信号处理，获取当前时间码元所在信道传播环境，而当前时刻回波被噪声所掩盖，因此，需要感知噪声影响。通过在接收器中对信号发射所处环境进行感知，确定直达波的时间和多路径信号的到达时间和能量，为直达波压制处理提供基准信号采样。在此基础上，充分挖掘编码量化后时频特征，进一步提出了基于稀疏编码的频域感知方法，用于估计信号传输环境并消除干扰。利用环境感知系统的频域算法，估计信号传输环境，公式为：

$$R = E(a_d)^{-1} E(a_r) f$$

(8)

式中， $E(a_d)$ 为雷达发射信号的频域矩阵； $E(a_r)$ 为接收信号的频域矩阵。利用发射信号和接收信号的频域矩阵，估计信号传输环境。这种方法能够感知雷达视频回波信号所处的复杂传播环境，包括直达波、多径效应等，为后续的干扰消除提供关键信息。在获得了信号传输环境后，因为噪声掩盖下目标回波很弱，而且对信号发射环境感知精度不高，无法对目标回波进行检测，并且在信号发射环境中，由于存在噪声，所以回波路径被噪声所影响。在此基础上，提出一种基于直接波消除方法，通过在信号传播环境下提取重构后的信号，消除直达波、多途等干扰，提高回波检测性能，公式为：

$$f' = \min_R \|E(a_r)R - E(a'_{out,k})\gamma\|$$

(9)

式中， $E(a'_{out,k})$ 为重构信号 $a'_{out,k}$ 的频域矩阵； γ 为潜在杂波相对应的参数向量。基于直接波消除的方法，通过重构信号频域矩阵 $E(a'_{out,k})$ 和潜在杂波参数向量 γ ，有效地消除直达波和多途干扰，提高回波检测性能。这种方法解决了传统雷达系统中直达波和多途干扰严重影响目标检测的问题，显著提升了雷达视频回波信号的质量。

利用先进联合检测算法对稀疏表示与压缩后的雷达视频回波信号进行重构与目标提取，可显著提升目标检测效果。该算法精确解析信号稀疏特征，有效区分交通

目标与背景噪声，增强识别准确性和检测鲁棒性。通过约束优化问题求解，实现信号高精度重构。同时，提出基于稀疏编码的频域感知方法，估计信号传输环境，消除直达波、多途等干扰，提高回波检测性能。该方法在噪声干扰强烈或目标特征模糊时仍能稳定实现目标分离与提取，为智能交通系统提供坚实技术支撑。

3 实验分析

3.1 实验场景

为构建公路交通雷达视频回波信号检测实验环境，选取一段连接两座大城市的主要交通干线的平直且无障碍高速道路作为背景，该公路在此区间的长度约为 30 km，设计时速高达 120 km/h，确保了实验过程中车辆行驶的流畅性和数据收集的稳定性。在早晨 7~9 点及晚上 5~7 点的高峰时段进行。实验对象为一辆长 14.6 m、高 4.2 m、宽 2.55 m 的集装箱大货车，货车按预定路线行驶，而雷达摄像机则安装于道路一侧，确保能清晰捕捉到货经过时的雷达视频回波信号。实验期间，确保无其他车辆或障碍物干扰，以保证数据的准确性和可靠性，为后续雷达视频回波信号检测和分析提供有力支持。

3.2 实验装置

车载雷达装置在发射电磁波时，如果与目标物相遇，就会产生回波，然后由雷达接收器捕捉到。在接收到的回波信号中，含有距离、方向和速度等重要信息。车载雷达视频回波源就是利用这种方法来实现对各种目标回波的仿真，从而达到对雷达系统性能检测要求。该过程中用到的汽车雷达发生器。

由于雷达视频回波信号的带宽一般为 4~5 MHz，所以按照采样原理选取 10 MHz 的采样频率，才能使所获得的信号完全还原出来。为了达到这个目的，选择了 8 位的 AD9048 闪速模数转换器。AD9048 是一款高速数据采集芯片，最高可达到 35 MHz，并配有采样一保持电路，使输入和输出的数据都达到了 TTL 级别。该系统采用了雷达测距作为触发信号的方法，对一定间隔内的一段回波进行采样，从而达到 400 kB/s 的传输速率。汽车雷达发生器参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	数值
子载波数	2 056
符号调制阶数	4-QAM
信噪比	2 dB
信道功率	30 dB
发射接收基站距离	880 m
信号积累帧数	10 000
子载波间隔	18 kHz
信道时延	10 ms

本装置采用一片 64 K 双口 RAM, 用于数据缓冲。选择大容量双端口 RAM, 使其能够以整块的形式写到硬盘上, 加快对硬盘存取速度, 并确保所获得数据不会丢失。在本方案中, 将该区块缓冲区映射到 DOS 下的空闲存储器, 并将 64 K 的缓冲区划分为 32 K 的高端地址和 32 K 的低端地址。在使用时当一个 32 K 的缓冲区被写满时, CPU 会自动发出一个中断信号, 而此时该 32 K 的缓冲区就会被读取出来, 然后写到硬盘上。因此, 两个缓冲区可以互相读取和写入, 而不会发生冲突。为确保所收集到的数据不会丢失, 计算机需要在脉冲循环的情况下将 32 kB 的数据完全写到硬盘上。数据采集与预处理流程:

1) 数据采集方式:

(1) 触发机制: 雷达测距模块检测到货车进入预设范围 (如 1 km) 时, 触发 AD9048 开始采样, 同时摄像头启动录像。

(2) 双口 RAM 采用“乒乓缓存”机制: 缓冲区 A 写入时, 缓冲区 B 读取并转储至硬盘, 避免数据覆盖。

(3) 数据存储: 原始数据按时间戳命名, 格式为 .bin (雷达) 和 .avi (视频), 存储路径包含实验日期、时段及货车 ID。每组数据附带元数据文件 (.csv), 记录天气、车速、雷达角度等参数。

2) 预处理:

设雷达信号为 $R(t)$, 视频信号为 $V(t)$, 时间对齐可通过最小化均方误差 (MSE) 实现:

$$\Delta t^* = \arg \min_{\Delta t} \int_{-\infty}^{\infty} [R(t) - V(t + \Delta t)]^2 dt \quad (10)$$

式中, Δt^* 为最优时间偏移量。并针对对齐后的信号进行去噪处理, 如:

$$\hat{R} = W^{-1}[\eta_{\lambda}(W \cdot R)] \quad (11)$$

式中, $\hat{R}$ 为去噪后的雷达信号, W 为小波变换操作符, η_{λ} 为阈值函数。基于上述步骤实现数据的获取与预处理, 为后续提供基础数据帮助。

3.3 实验指标

选用文献 [3] 迭代阈值方法、文献 [4] 傅里叶变换方法、文献 [5] GNSS-R 方法与文献 [6] BP 神经网络优化方法进行比较, 为了更公平地进行对比分析, 选取普适性较强的准确率作为此次测试的评价标准。准确率 J_z 是正确划分的雷达视频回波信号数量与错误划分的雷达视频回波信号数量比值, 如式 (10) 所示:

$$J_z = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

式中, TP 为正确划分的数量, FP 为错误划分的数量。

3.4 信号分析

当汽车雷达发生器处于理想的测试环境, 且设备本身性能优异、工作稳定时, 可能会产生无噪声或噪声极低的信号。然而, 在实际应用中, 由于自然环境中的电

磁噪声、雷达发生器内部的电子元件、电路等也可能产生噪声等因素的影响, 汽车雷达发生器往往会产生带有噪声信号。因此, 在这两种情况下采集回波信号, 分析频率波动情况。

在有噪声环境下, 采集回波信号如图 3 所示。

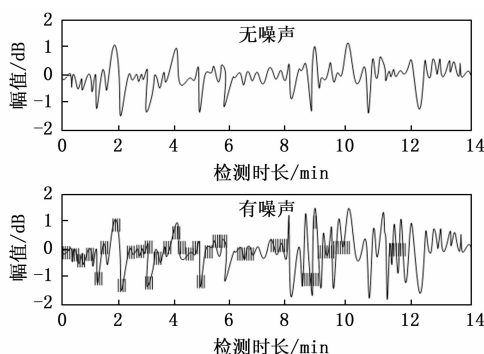


图 3 有噪声环境下回波信号采集结果

由图 3 可知, 在无噪声环境下回波信号波动幅度在 $-1.2 \sim 1$ dB 内波动, 且波动幅度平滑; 在有噪声环境下, 当检测时长为 7~12 min 时信号波动幅度与无噪声环境下波动幅度不一致, 其波动幅度为 $-2 \sim 1.5$ dB, 且波动幅度存在明显毛刺。

在噪声环境干扰下的回波信号频率波动情况如图 4 所示。

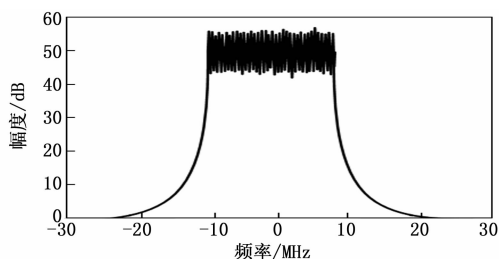


图 4 频率波动情况

由图 4 可知, 在噪声环境干扰下回波信号频率在 $-10 \sim 10$ MHz 内波动出现了明显的波动幅度, 波动范围为 $45 \sim 55$ dB, 该频率下的回波信号可能与噪声信号存在交互作用, 对噪声更为敏感, 导致信号频率的稳定性受到影响。而在其余频率下波动幅度平滑, 当频率为 $-30 \sim -10$ MHz 时, 信号波动幅度由 0 dB 升到 45 dB; 当频率为 $10 \sim 30$ MHz 时, 信号波动幅度由 55 dB 降到 0 dB。

3.5 实验结果

在有噪声环境下, 使用文献 [3] 结合迭代阈值的信号检测方法、文献 [4] 基于超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换的信号检测方法、文献 [5] GNSS-R 外辐射源雷达的信号检测方法、文献 [6] BP 神经网络优化的信号检测方法作为对比方法, 与本文基于量化压缩感知的联合检测方法进行信号检测结果, 结果如图 5~9 所示。

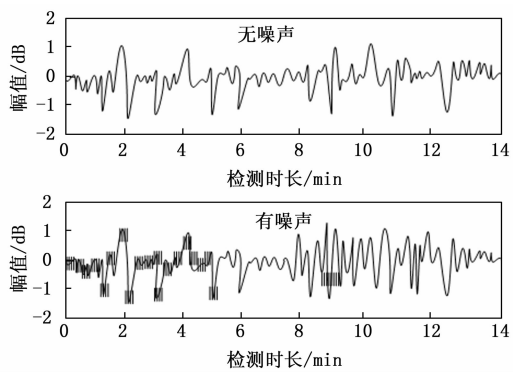


图 5 迭代阈值法

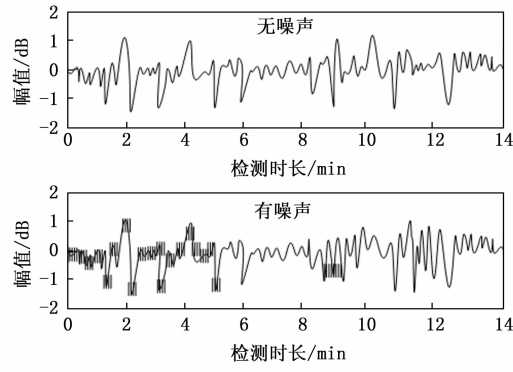


图 6 超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换

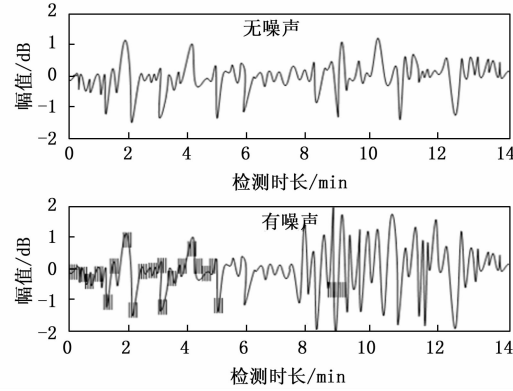


图 7 GNSS-R

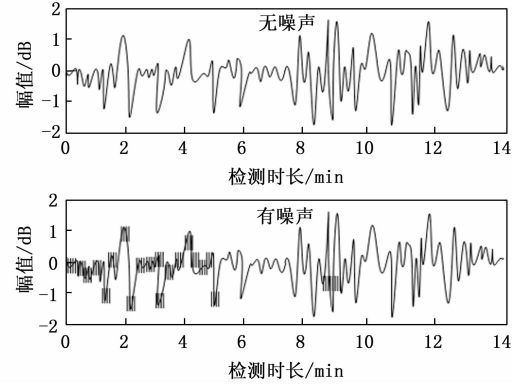


图 8 BP 神经网络

由图 5~9 可知，在无噪声环境下，只有使用 BP 神经网络检测方法，回波信号波动幅度在 $-1.2 \sim 1$ dB

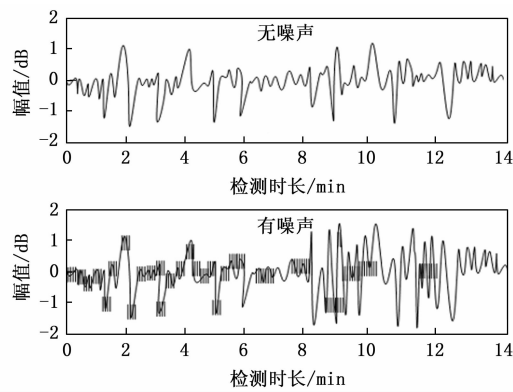


图 9 量化压缩感知

内波动，且波动幅度平滑，但在 7~12 min 时信号波动幅度与实验指标不一致；而使用迭代阈值检测方法、超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换检测方法、GNSS-R 检测方法、量化压缩感知检测方法，回波信号波动幅度在 $-1.2 \sim -1$ dB 内波动，且波动幅度平滑，与实验指标一致。这是由于 BP 神经网络在训练阶段过度拟合无噪声数据，导致对时间序列中的微小变化过于敏感。而迭代阈值法通过硬阈值逐步稀疏化信号，无噪声时收敛稳定。超宽带雷达短时傅里叶变换的时频分析适合平稳信号，无噪声时分辨率高。而量化压缩感知检测方法无噪声时量化误差主导，但通过优化测量矩阵可保证重构稳定性。在有噪声环境下，当检测时长为 7~12 min 时使用迭代阈值法、超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换检测方法、GNSS-R 检测方法、BP 神经网络检测方法信号波动幅度与实验指标不一致，其波动幅度分别为 $-1.2 \sim 1.5$ 、 $-1 \sim 1$ 、 $-2 \sim 2$ 、 $-2 \sim 1.7$ dB，波动幅度存在明显毛刺。而使用量化压缩感知检测方法，信号波动幅度与实验指标一致，其波动幅度为 $-2 \sim 1.5$ dB，波动幅度存在明显毛刺。主要是噪声直接叠加在测量值上，导致出现误差，进而出现毛刺现象。未来将对测量值进行软阈值处理，抑制高斯噪声。

使用不同方法对比分析回波信号频率波动情况，如图 10 所示。

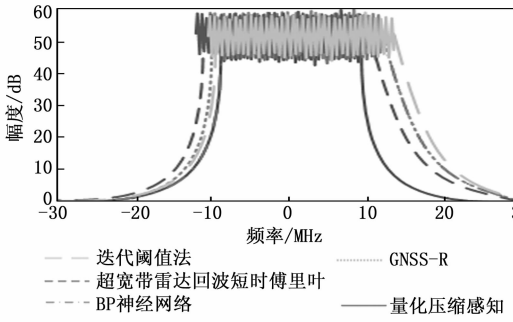


图 10 不同方法回波信号频率波动情况对比分析

由图 10 可知，使用结合迭代阈值法的信号检测方法当频率为 $-30 \sim 12$ MHz 时，信号波动幅度由 0 升到

50 dB。当频率为 $-12\sim 15$ MHz时,信号频率在 $50\sim 58$ dB内波动。当频率为 $15\sim 30$ MHz时,信号波动幅度由 58 dB降到 0 dB;使用基于超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换的信号检测方法当频率为 $-30\sim 14$ MHz时,信号波动幅度由 0 升到 50 dB。当频率为 $-14\sim 11$ MHz时,信号频率在 $50\sim 60$ dB内波动。当频率为 $-30\sim -11$ MHz时,信号波动幅度由 60 dB降到 0 dB;使用 GNSS-R 外辐射源雷达的信号检测方法当频率为 $-30\sim -11$ MHz时,信号波动幅度由 0 升到 43 dB。当频率为 $-11\sim 12$ MHz时,信号频率在 $43\sim 55$ dB内波动。当频率为 $12\sim 30$ MHz时,信号波动幅度由 55 dB降到 0 dB;使用 BP 神经网络的信号检测方法当频率为 $-30\sim -10$ MHz时,信号波动幅度由 0 升到 46 dB。当频率为 $-10\sim -14$ MHz时,信号频率在 $46\sim 54$ dB内波动。当频率为 $14\sim 30$ MHz时,信号波动幅度由 54 dB降到 0 dB;使用量化压缩感知方法当频率为 $-30\sim -10$ MHz时,信号波动幅度由 0 升到 45 dB。当频率为 $-10\sim 10$ MHz时,信号频率在 $45\sim 55$ dB内波动。当频率为 $10\sim 30$ MHz时,信号波动幅度由 55 dB降到 0 dB。通过上述分析结果可知,只有使用所研究方法检测结果与实验指标一致。

在低信噪比下,不同方法的检测耗时对比结果如图 11 所示。

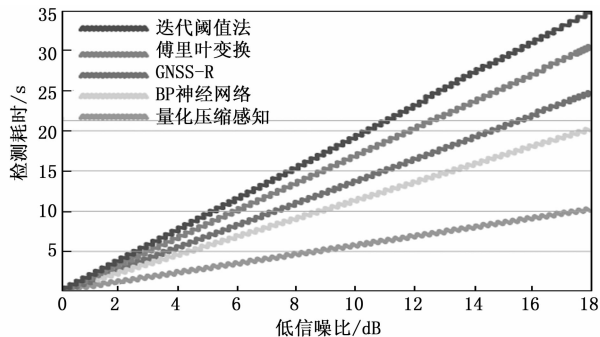


图 11 不同方法检测耗时对比结果

由图 11 可知,使用结合迭代阈值法的信号检测方法对于复杂信号,采用迭代阈值法进行多次迭代才能得到理想检测结果。随着低信噪比增大时,信号特性就会越来越模糊,而迭代过程也会越来越复杂,导致检测耗时延长。在低信噪比为 2 dB时,就比其他方法耗时长,对应的耗时为 4 s。在低信噪比为 18 dB时,耗时最长为 35 s;使用基于超宽带雷达视频回波短时傅里叶变换的信号检测方法需要高时频分辨率分析信号特征,随着低信噪比增大时,需要较长的处理时间才能获取足够高的分辨率。在低信噪比为 18 dB时,耗时最长为 30 s;使用 GNSS-R 外辐射源雷达的信号检测方法需要同步 GNSS 信号和雷达视频回波信号,随着低信噪比增大时,需要较长的时间使得信号同步,导致检测耗时延

长。在低信噪比为 18 dB时,耗时最长为 25 s;使用 BP 神经网络优化的信号检测方法需要大量训练才能收敛到满意模型,随着低信噪比增大时,需要较长的训练时间,在低信噪比为 18 dB时,耗时最长为 20 s;使用基于量化压缩感知的联合检测方法,利用信号的稀疏性能降低采样数据量,提高信号处理速度。在低信噪比为 18 dB时,耗时最长为 10 s。由此可知,使用所研究方法能够满足实时处理需求。

不同方法的检测准确性对比结果如表 2 所示。

表 2 仿真参数

方法	准确率/%
迭代阈值方法	77
傅里叶变换方法	86
GNSS-R 方法	80
BP 神经网络优化方法	79
量化压缩感知	96

根据表 2 结果可以看出,量化压缩感知方法的检测准确率达到 96% ,显著高于其他方法。表明量化压缩感知在雷达视频回波信号联合检测中具有更高的精度和可靠性。傅里叶变换方法的检测准确率为 86% ,仅次于量化压缩感知方法。GNSS-R 方法的检测准确率为 80% ,处于中等水平。BP 神经网络优化方法的检测准确率为 79% ,略低于 GNSS-R 方法。迭代阈值方法的检测准确率仅为 77% ,是所有方法中最低的。由此表明,本文设计方法能够有效实现雷达视频回波信号联合检测。

为进一步验证地设计方法的实用性,进行不同目标进行测试分析,设定如下 3 种目标状态:轿车尺寸 $4.5\text{ m}\times 1.8\text{ m}\times 1.5\text{ m}$,运动状态加速、变道、紧急制动;公交车尺寸 $12\text{ m}\times 2.5\text{ m}\times 3.2\text{ m}$,运动状态站点启停、乘客上下车;摩托车尺寸 $2.0\text{ m}\times 0.8\text{ m}\times 1.2\text{ m}$,运动状态高速穿梭、急转弯。进行信号检测试验,峰值信噪比反映信号保真度,获取不同方法的峰值信噪比结果如图 12 所示。

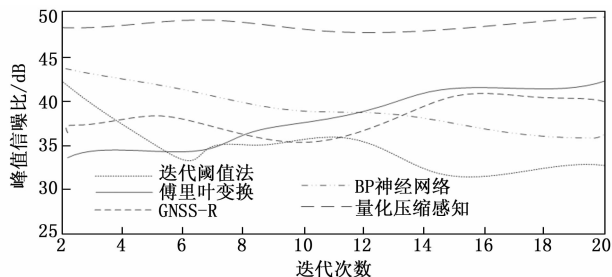


图 12 峰值信噪比结果

根据图 12 结果可以看出,量化压缩感知方法的峰值信噪比明显高于对比方法,较高的峰值信噪比表明重构信号与原始信号之间的差异较小,信号质量较高。而对比方法明显较低,表示重构信号与原始信号之间存在

较大的差异，信号质量较差。

为验证算法在不同数据量条件下的可扩展性和并行处理能力，进行运行内存、CPU 占用率测试分析，结果如表 3 所示。

表 3 测试结果

数据量	运行内存/GB	CPU 占用率/%
2 000	8.5	12
4 000	9.0	18
6 000	10.5	22
8 000	12.0	25
10 000	13.5	28

从实验结果可以看出，随着数据量的增加，运行内存占用也呈现出稳步增长的趋势。数据量从 2 000 增加到 10 000 时，运行内存占用从 8.5 GB 增加到 13.5 GB。尽管内存占用有所增加，但增长幅度相对平缓，表明算法在内存管理方面表现出色，能够有效地利用内存资源，避免内存泄漏或不必要的内存浪费。CPU 占用率随数据量增加而上升，数据量从 2 000 增加到 10 000 时，CPU 占用率从 12% 增加到 28%。CPU 占用率的提升表明算法能够充分利用多核 CPU 的计算能力，通过并行处理加速任务执行。尽管占用率上升，但绝对值仍处于较低水平（低于 30%），表明算法在并行化方面仍有优化空间，同时避免了因 CPU 过载而导致的系统不稳定。

4 结束语

在利用传统检测方法对雷达视频回波进行检测时，会被公路交通环境下的强烈直达波和多路径信号所干扰，导致检测结果不精准。为此，提出了基于量化压缩感知的联合检测方法。通过解析信号稀疏特征，区分交通目标与复杂背景噪声，增强检测鲁棒性。结合量化与稀疏编码的频域感知方法能够估计信号传输环境，进而消除直达波、多途等干扰，重构并提取回波信号。通过实验验证结果可知，该方法信号波动幅度为 -2 ~ 1.5 dB，与实验指标一致，且在不同信号频率下的信号波动幅度与实验指标一致，说明使用该方法检测结果精准。同时，在低信噪比为 18 dB 时，耗时最长仅为 10 s，具有高效实时处理效率，为利用雷达视频信号检测提供了坚实的技术支撑，也为该领域的研究开辟了新方向。

参考文献：

[1] 李绍辉，孙学金，邵连军，等. 双基地激光测风雷达回波信号仿真研究 [J]. 气象科学, 2023, 43 (4): 523-533.

[2] 吕德程，余洪鑫，冯 菊，等. 基于时域弹跳射线法的海面复合目标近场回波仿真 [J]. 微波学报, 2023, 39 (1): 13-18.

[3] 刘婷婷，张笑华，方圣恩. 结合迭代阈值法的多任务贝叶斯压缩感知结构振动信号重构 [J]. 福州大学学报：自然

科学版, 2023, 51 (2): 184-190.

[4] 尉鹏亮，周昱宏，王若蓁，等. 基于超宽带雷达回波短时傅里叶变换的土壤含水率检测 [J]. 农业机械学报, 2024, 55 (8): 352-360.

[5] 温媛媛，白 琳，尚 社，等. GNSS-R 外辐射源雷达微弱目标回波盲检测方法 [J]. 国防科技大学学报, 2024, 46 (5): 121-130.

[6] 朱一凯，陈安妮，余哲帆，等. 采用 BP 神经网络优化的振动信号压缩感知方法 [J]. 振动工程学报, 2023, 36 (5): 1234-1243.

[7] 李 琳，孙世岩，石章松，等. 飞行器轨迹和雷达回波信号仿真 [J]. 海军工程大学学报, 2024, 36 (6): 61-65.

[8] 张新贺，谭浩然，吕文博. 基于压缩感知的低复杂度广义空移键控信号检测算法 [J]. 计算机应用, 2023, 43 (12): 3890-3895.

[9] 李胜军，高建虎，张繁昌，等. 一种基于压缩感知理论的强反射地震信号消减方法 [J]. 岩性油气藏, 2023, 35 (4): 70-78.

[10] 韩彦睿，李 伟，臧延华，等. 基于量子压缩感知的宽带射频信号测量 [J]. 物理学报, 2023, 72 (16): 10-18.

[11] 田 斌，赵 晨，李 俊，等. 基于小波变换和压缩感知的工频磁异常信号降噪方法 [J]. 探测与控制学报, 2024, 46 (3): 94-99.

[12] 熊冰冰，温文娛，方玉明，等. 云存储中基于压缩感知和生命游戏的图像数据保护算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45 (2): 453-460.

[13] 刘广康，刘 鹏，许 可. 一种雷达高度计回波模拟器射频带宽自动检测与识别方法 [J]. 电讯技术, 2024, 64 (12): 2051-2059.

[14] 江坤颐，孙世平，蒋丙栋，等. 基于导航雷达回波视频数据的占据栅格地图构建方法 [J]. 中国舰船研究, 2024, 20 (1): 1-11.

[15] 乔振宇，刘晓斌，谢艾伦，等. 基于小波变换的雷达脉冲间歇收发回波联合重构方法 [J]. 雷达科学与技术, 2024, 22 (5): 469-477.

[16] 杨 帆，李小龙，望明星，等. 基于 IGRFT 的机载双基地雷达高速目标信号相参积累方法 [J]. 信号处理, 2023, 39 (2): 263-277.

[17] 林 赞，时清，王彦平，等. 基于 RPCA 的地基 SAR 近距强耦合信号抑制算法研究 [J]. 电子与信息学报, 2023, 45 (4): 1321-1329.

[18] 郭俊锋，胡婧怡，王智明. 基于压缩感知的缺失机械振动信号重构新方法 [J]. 振动与冲击, 2024, 43 (10): 197-204.

[19] 杜太行，梁倩伟，孙曙光，等. 基于加窗插值压缩感知的谐波/间谐波检测方法 [J]. 电测与仪表, 2024, 61 (3): 177-181.

[20] 邓振华，陈小龙，薛 伟，等. 海空背景下低慢小目标泛探雷达多域多维特征建模与分析 [J]. 信号处理, 2024, 40 (5): 801-814.